



TITLE:

決定表の分類による集団意見解析 (モデリングと最適化の理論)

AUTHOR(S):

乾口, 雅弘; 古殿, 智章

CITATION:

乾口, 雅弘 ...[et al]. 決定表の分類による集団意見解析(モデリングと最適化の理論). 数理解析研究所講究録 2006, 1526: 38-46

ISSUE DATE:

2006-12

URL:

<http://hdl.handle.net/2433/58879>

RIGHT:

決定表の分類による集団意見解析

大阪大学大学院 乾口雅弘 (Masahiro Inuiguchi)[†]

大阪大学大学院 古殿智章 (Tomoaki Furudono)[†]

[†] Graduate School of Engineering Science, Osaka University

概要

本研究では、各個人の意見を分類する方法について考察する。各個人の意見は決定表として与えられる。集団における主要な意見を把握するために、複数の決定表に階層的クラスタリング法を適用する。主要な意見は得られた各クラスターに共通の決定ルールとして得られる。階層的クラスタリング法におけるクラスター間の類似度は、決定表の下で定められるラフ集合の下近似に基づき定義される。提案された解析法が工学系学生の就職志望に関する実データに適用される。最後に、妥当性の面から提案法が再考され、今後の課題が述べられる。

Key Words: 決定表, ラフ集合, 階層的クラスタリング法, 集団意見, 類似度

1 はじめに

ラフ集合 [1, 2] は決定表解析に有用である。ラフ集合解析により決定属性値を定める重要な条件属性を求めたり、極小な条件をもつ決定ルールを抽出することができる。ラフ集合は、決定解析, 医療情報学, 土木工学, 感性工学などに応用されている。

ラフ集合は単一の決定表の解析に応用されてきたが, 近年, 複数の決定表の解析にも応用されるようになってきた [2, 3, 4, 5, 6]。複数の決定表は, 対象が多くの評価者により主観的に評価される場合や, 対象が異なった種類の情報で構成される場合などに得られる。前者はグループ意思決定に関係し, 後者は information fusion に関係している。

本研究では, 前者の設定の下で, 複数の決定表を解析する。すなわち, 各評価者の主観的評価は一つの決定表で与えられ, このようにして得られた複数の決定表の一解析方法を議論する。各決定表は各評価者の意見を表すので, 必ずしも一致した見解を示しているとは限らない。この点が後者の information fusion の問題と異なる。また, このように個人の意見を決定表の形で与えることにより, グループ意思決定に役立てることを目標としている。

グループ意思決定においては, グループ内でのコンセンサスを求めることが主なテーマとなる。本研究の問題設定のもとでのこのような研究は, 2, 3 なされており, 複数の決定表での共通の決定ルールを求める方法が議論されている [2, 3, 4, 5, 6]。しかしながら, 十人十色, 百人百態, 千人千様と呼ばれるように, 複数の決定表に共通の決定ルールが存在するとは限らない。さらに, グループ決定においては, コンセンサスに至る過程が必要で, 意見交換や交渉をうまく行う必要がある。

これらの観点から, 本研究では, 与えられた複数の決定表において主要な意見を捕らえる前段階として, 決定表を分類する方法を提案する。分類アルゴリズムにより, 決定表のいくつかの集団を得ることができる。各集団で強く支持される決定ルールを求めれば, 与えられた複数の決定表内の主要な意見が得られると考えられる。

表 1: 決定表の例

object	Design	Function	SizeSize	Dec.
u_1	classic	simple	compact	accept
u_2	classic	multiple	compact	accept
u_3	classic	multiple	normal	reject
u_4	modern	simple	compact	reject
u_5	modern	simple	normal	reject
u_6	classic	multiple	compact	accept
u_7	modern	multiple	normal	reject
u_8	classic	simple	compact	accept
u_9	classic	multiple	normal	accept
u_{10}	modern	multiple	normal	reject

表 2: 条件属性パターンにより表された決定表

pattern	Design	Function	Size	σ
w_1	classic	simple	compact	(2,0)
w_2	classic	multiple	compact	(2,0)
w_3	classic	multiple	normal	(1,1)
w_4	modern	simple	compact	(0,1)
w_5	modern	simple	normal	(0,1)
w_6	modern	multiple	normal	(0,2)

分類アルゴリズムとして、ここでは、集団の数がわからないので、階層的クラスタリング法 (AHC) [8] を用いる。AHC を適用するためには、決定表間の類似度を定義する必要がある。類似度が定義されると、最短距離法、最長距離法、平均距離法などを用いることができる。しかし、これらの方法では、三つ以上の決定表の類似度はもともとの類似度の定義の考え方と一致するとは限らない。そこで、任意の数の決定表間の類似度を定義する。これを行うため、決定表の集団の代表元を定める。本研究では、下近似が意思決定者の本質的な意見を含んでいると考えられることから、決定クラスの下近似を用いて類似度が定義される。

提案法が、工学系学生の就職志望に関する実データに適用される。最後に、提案法の問題点や今後の課題が述べられる。

本稿は次のように構成されている。次節では、ラフ集合理論が簡単に紹介される。第3節では、決定表の類似度を提案し、階層的クラスタリング法が紹介される。第4節では、工学系学生の就職志望に関する実データに適用される。第5節では、提案法が再考され、今後の研究課題が述べられる。

2 ラフ集合理論

ラフ集合は決定表解析によく応用される。決定表は、対象の集合 U 、条件属性の集合 C および決定属性 d で定められ、 $(U, C \cup \{d\})$ と記される。ただし、各属性 $a \in C \cup \{d\}$ は U から a の属性値集合 V_a への関数とみなす。決定表の一例を表 1 に示す。表 1 では、 $U = \{u_i, i = 1, 2, \dots, 10\}$, $C = \{\text{Design}, \text{Function}, \text{Size}\}$ and $d = \text{Dec. (Decision)}$ である。

決定表 $(U, C \cup \{d\})$ が与えられると, $u \in U$ の条件属性パターン $Inf_C(u)$ を次式で定義できる.

$$Inf_C(u) = \bigcup_{a \in C} \{\langle a, a(u) \rangle\} \quad (1)$$

ただし, $a(u)$ は対象 u の属性 $a \in C \cup \{d\}$ の値を示している. 与えられた決定表内のすべての条件属性パターンの集合 V_C^U は次のように定義される.

$$V_C^U = \{Inf_C(u) \mid u \in U\} \quad (2)$$

V_d を決定属性値の集合とする. 頻度関数 σ_C とラフメンバシップ関数 μ_C は, $w \in V_C^U$, $v_d \in V_d$ に対して,

$$\sigma_C(w, v_d) = |Inf_C^{-1}(w) \cap d^{-1}(v_d)| \quad (3)$$

$$\mu_C(w, v_d) = \frac{|Inf_C^{-1}(w) \cap d^{-1}(v_d)|}{|Inf_C^{-1}(w)|} \quad (4)$$

と定められる. ただし, Inf_C^{-1} , d^{-1} は, それぞれ, Inf_C , d の逆像である. すなわち, $Inf_C^{-1}(w) = \{u \in U \mid Inf_C(u) = w\}$, $d^{-1}(v_d) = \{u \in U \mid d(u) = v_d\}$ である. $\sigma_C(w, v_d)$ は条件属性パターン w で決定属性値が v_d である対象の数を示している. $\mu_C(w, v_d)$ は, 条件属性パターン w をもつ対象の中で決定属性値 v_d をもつ対象の割合を示している. 各 $v_d \in V_d$ に対して, $\sigma_C(w, v_d)$ が与えられると, $\mu_C(w, v_d)$ は次式で求められる.

$$\mu_C(w, v_d) = \frac{\sigma_C(w, v_d)}{\sum_{v_d \in V_d} \sigma_C(w, v_d)} \quad (5)$$

逆に, 各 $\mu_C(w, v_d)$ が与えられても, $\sigma_C(w, v_d)$ を求めることができない.

条件属性パターン $w \in V_C^U$ と頻度 $\{\sigma_C(w, v_d) \mid v_d \in V_d\}$ を用いて決定表を書き換えることができる. たとえば, 表 1 の決定表は, 表 2 のように書き換えられる. 表 2 では, 列 ' σ ' の値は, ベクトル $(\sigma_C(w_j, \text{accept}), \sigma_C(w_j, \text{reject}))$ を示している. ラフ集合解析では, 解析結果は決定表に現れる対象の順序に影響されない. したがって, 表 2 のように条件属性パターン $w \in V_C^U$ により表された決定表は, 表 1 のような通常の決定表と等価である. このことから, 以後では, 決定表は条件属性パターンにより与えられていると仮定する.

決定表のラフ集合解析では, 決定クラスあるいは決定クラスの和集合 \hat{X} が解析される. すなわち, \hat{X} は決定属性値集合 $X \subseteq V_d$ により次のように与えられる.

$$\hat{X} = \{u \in U \mid d(u) \in X\} \quad (6)$$

決定属性値集合 $X \subseteq V_d$ に対して, 条件属性パターン $w \in V_C^U$ のラフメンバシップ関数 μ_C が次式で定義される.

$$\mu_C(w, X) = \frac{\sum_{v_d \in X} \sigma_C(w, v_d)}{\sum_{v_d \in V_d} \sigma_C(w, v_d)} \quad (7)$$

決定属性値 $X \subseteq V_d$ が与えられると、ラフ集合を定める下近似と上近似を条件属性パターン_の集合として、次のように定めることができる。

$$\underline{C}(X) = \{w_i \in V_C^U \mid \mu_C(w_i, X) = 1\} \quad (8)$$

$$\overline{C}(X) = \{w_i \in V_C^U \mid \mu_C(w_i, X) > 0\} \quad (9)$$

通常の下近似 $C_*(\hat{X})$ 、上近似 $C^*(\hat{X})$ と $\underline{C}(X)$ 、 $\overline{C}(X)$ は次のように定義されている。

$$C_*(\hat{X}) = \text{Inf}_C^{-1}(\underline{C}(d(\hat{X}))) = \text{Inf}_C^{-1}(\underline{C}(X)) \quad (10)$$

$$C^*(\hat{X}) = \text{Inf}_C^{-1}(\overline{C}(d(\hat{X}))) = \text{Inf}_C^{-1}(\overline{C}(X)) \quad (11)$$

\hat{X} のラフ集合は、対 $(C_*(\hat{X}), C^*(\hat{X}))$ で定められているが、本研究では、対 $(\underline{C}(X), \overline{C}(X))$ を X のラフ集合という。

対 $(\underline{C}(X), \overline{C}(X))$ により与えられるラフ集合では、下近似 $\underline{C}(X)$ に含まれる条件属性パターン w_i は、 $\mu_C(w_i, X) = 1$ を満たしている。このことは、条件属性パターン w_i をもつすべての対象が X 内の決定属性値をとることを表している。しかし、与えられた決定表が大きくなると、観測誤差や評価エラーなどの可能性を考慮すると、下近似 $\underline{C}(X)$ への帰属に対するこの要請は厳し過ぎると考えられる。観測誤差や評価エラーなどがあると、下近似が空になり、ラフ集合解析の効果を悪化させる。この問題に対処するために、下近似への帰属の要請を弱めた可変精度ラフ集合 [7] が提案されている。

分類の許容誤差率を $\varepsilon \in [0, 0.5)$ とすると、可変精度ラフ集合 (VPRS) の下近似と上近似は条件属性パターン_の集合として、

$$\underline{C}_\varepsilon(X) = \{w_i \in V_C^U \mid \mu_C(w_i, X) \geq 1 - \varepsilon\} \quad (12)$$

$$\overline{C}_\varepsilon(X) = \{w_i \in V_C^U \mid \mu_C(w_i, X) > \varepsilon\} \quad (13)$$

と定められる。 X の VPRS は対 $(\underline{C}_\varepsilon(X), \overline{C}_\varepsilon(X))$ として定められる。容易にわかるように、 $\varepsilon = 0$ のとき、 $\underline{C}_\varepsilon(X) = \underline{C}(X)$ 、 $\overline{C}_\varepsilon(X) = \overline{C}(X)$ が定められる。 ε が増加すると、 $\underline{C}_\varepsilon(X)$ は大きくなり、 $\overline{C}_\varepsilon(X)$ は小さくなる。

$X = \{v_d\}$ であるとき、 $\underline{C}_\varepsilon(\{v_d\})$ 、 $\overline{C}_\varepsilon(\{v_d\})$ を簡単に、 $\underline{C}_\varepsilon(v_d)$ 、 $\overline{C}_\varepsilon(v_d)$ と記す。

次の性質が成立する。

$$\underline{C}_\varepsilon(X) \subseteq \overline{C}_\varepsilon(X) \quad (14)$$

$$\overline{C}_\varepsilon(X) = V_C^U - \underline{C}_\varepsilon(V_d - X) \quad (15)$$

本研究では、人間の評価により得られた決定表を取り扱う。人間の評価の曖昧さや決定表間の相違を考慮して、VPRS の考え方をを用いることにする。

3 類似度と決定表

決定表間の類似度が与えられると、最短距離法や最長距離法、平均距離法などを適用して、AHC アルゴリズムを適用することができる。しかし、これらの方法で定義される三つ以上の決定表の類似度は、もともとの二つの決定表間の類似度と必ずしも一貫しているとはいえない。そこで、多くの決定表に関する類似度を定義する。

ε -下近似の要素を説明する決定ルールは、決定表の評価者の意見の本質的な部分と考えることができる。本研究では、意見の本質的な部分での類似度を考えたいので、 ε -下近似を用いて類似度を定めることにする。しかし、交渉可能性を考える場合などは、 ε -上近似を用いて類似度を定めることも考えられる。

まず、決定表の集まりの代表元を定義しよう。 $T = \{T_1, \dots, T_p\}$ を決定表の集まりとする。パターン (w, v_d) の相対頻度は次式で定義される。

$$\tau_\varepsilon^T(w, v_d) = \frac{|\{T \in T \mid w \in \underline{C}_\varepsilon^T(v_d)\}|}{|T|} \quad (16)$$

ただし、 $|Z|$ は Z の基数を表し、 $\underline{C}_\varepsilon^T(v_d)$ は決定表 T の v_d の下近似を表している。すなわち、決定表の集まり T の代表元は、パターン上の相対頻度分布として与えられる。

決定表 $T_k \in T$ が与えられると、集団 T における T_k の意見反映度は、 $w \in \underline{C}_\varepsilon^{T_k}(v_d)$ なるパターン (w, v_d) の相対頻度 $\tau_\varepsilon^T(w, v_d)$ の重みつき平均として与えることができる。重みは T_k に現れるパターンの頻度に基づき定められる。すなわち、 T_k の意見反映度 $R(T_k)$ は次式で定められる。

$$R(T_k) = \frac{\sum_{v_d \in V_d} \sum_{w \in \underline{C}_\varepsilon^{T_k}(v_d)} |\text{Inf}_{T_k, C}^{-1}(w) \cap d_{T_k, C}^{-1}(v_d)| \tau_\varepsilon^T(w, v_d)}{\sum_{v_d \in V_d} \sum_{w \in \underline{C}_\varepsilon^{T_k}(v_d)} |\text{Inf}_{T_k, C}^{-1}(w) \cap d_{T_k, C}^{-1}(v_d)|} \quad (17)$$

ただし、 $\text{Inf}_{T_k, C}^{-1}(w)$ は決定表 T_k において条件属性パターン w をもつ対象の集合である。 $d_{T_k, C}^{-1}(v_d)$ は決定表 T_k において決定属性値 v_d をもつ対象の集合である。

したがって、 $T \in T$ に関する $R(T)$ の算術平均は、集団 T を形成する強さと見なすことができる。このことより、形成強度 $F(T)$ を

$$F(T) = \frac{\sum_{T \in T} R(T)}{|T|} \quad (18)$$

と定義する。 $F(T)$ が高いほど、集団 T が形成しやすい。

形成強度は集団内の決定表が類似しているほど高いと考えられるので、集団 T 内の決定表の類似度を $F(T)$ により定義することができる。さらに、二つの集団 T_1, T_2 の類似度を

$$S(T_1, T_2) = F(T_1 \cup T_2) \quad (19)$$

と定義することができる。

4 階層的クラスタリング

前節で提案された類似度を用いると、次の階層的クラスタリング (AHC) アルゴリズム [8]

AHC アルゴリズム

手順 1. $C = n$, $T_i = \{T_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$ とする。ただし、 n は与えられた決定表の数を表す。 $i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$, $i \neq j$ なるすべての i, j について、 $S(T_i, T_j)$ を計算する。

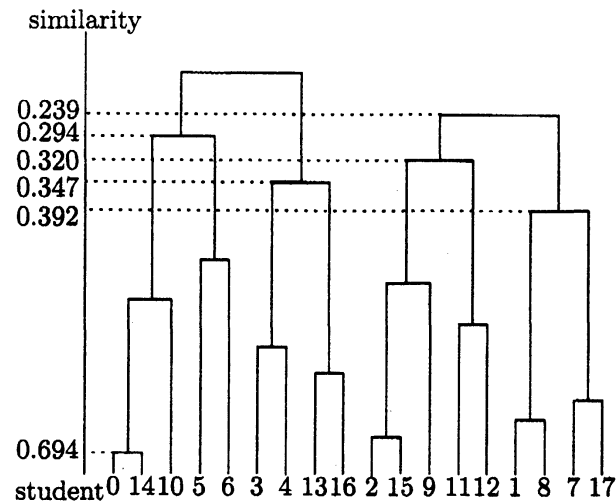


図 1: 得られた樹形図

手順 2. 最も高い類似度 $S(T_i, T_j)$ を与える T_i, T_j を結合する. すなわち,

$$S(T_q, T_r) = \max_{i,j:i \neq j} S(T_i, T_j)$$

とすると, $T' = T_q \cup T_r$ を加え, T_q と T_r を削除する. $C = C - 1$ と更新する. $C = 1$ であれば, 樹形図を出力してアルゴリズムを終了する.

手順 3. すべての $j \neq q, r$ に対して, $S(T', T_j)$ を計算する. 手順 2 で終了するまで, 手順 1~3 を繰り返す.

5 実データへの適用

工学系学生の就職志望に関する実データに提案法を適用してみた. データは, 18 人のシステム工学関連の大学生および大学院生のアンケート調査により収集されたものである. 21 の企業が選ばれ, 各学生は 21 企業からランダムに選択された 12 企業を評価した. アンケート項目は, 企業イメージ (地味/華やか), 方向性 (保守/革新), 国際性 (高/低), 求める人材 (スペシャリスト/ジェネラリスト), 社会貢献度 (高/低), 教育方針 (社内研修/自己研鑽) および志望度 (3 段階評価) であった. 各被験者の評価結果を一つの決定表として取り扱い, $\varepsilon = 0.2$ と定め, 18 の決定表を提案法で分類した. 図 1 に示す樹形図が得られた. 考えられるパターンが多いため, 高い形成強度で結合されるクラスターは存在しない. また, 形成過程をみると, 大きなクラスターが早くできることなく, 各クラスターが徐々に大きくなっていく. このことから, 集団内に様々な意見が存在することがわかる. 樹形図を類似度 0.25 付近で切ると, 18 人の被験者の意見は, $G_1 = \{0, 5, 6, 10, 14\}$, $G_2 = \{3, 4, 13, 16\}$, $G_3 = \{2, 9, 11, 12, 15\}$, $G_4 = \{1, 7, 8, 17\}$ の四つのグループに分かれることがわかる. それぞれのクラスを特徴付けるパターンを求めると, 概ね次のようになった.

- G_1 : 華やかなイメージで国際性と社会貢献度が低ければ、志望度は低い
 G_2 : 華やかなイメージで保守的な方向性でスペシャリストを求めている会社研修で教育するならば、志望度は中程度である
 G_3 : 国際性も社会貢献も高ければ、志望度は高い
 G_4 : 地味なイメージで革新的な方向性で国際性が低ければ、志望度は高い

上述のように、グループ形成や主要な見解を、提案法により見出しうることがわかった。

6 提案法の再考と今後の課題

ラフ集合のグループ意思決定への応用を目的として、決定表の分類法を上述のように提案した。しかし、その有効性については未だ十分に考察されていない。本節では、提案法の性質や問題点を考察する。

まず最初に、次式で定義される類似関係 \bar{S} の性質を考察しよう。

$$\bar{S}(T_1, T_2) = S(\{T_1\}, \{T_2\}) = F(\{T_1, T_2\}) \quad (20)$$

関係 \bar{S} はファジィ関係と見なすことができる。 \bar{S} は次の性質をもつ。

1. \bar{S} は反射的である。すなわち、任意の決定表 T に対して、 $\bar{S}(T, T) = 1$ となる。
2. \bar{S} は対称的である。すなわち、任意の決定表 T_1, T_2 に対して、 $\bar{S}(T_1, T_2) = \bar{S}(T_2, T_1)$ となる。
3. $\delta > 0$ に対して $t(\delta, \delta) > 0$ となる任意の t-norm t を考える。 S は t -推移的ではない。すなわち、 $\bar{S}(T_1, T_3) \geq t(\bar{S}(T_1, T_2), \bar{S}(T_2, T_3))$ が常に成立するとは限らない。

ただし、t-norm $t: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ は次の四つの性質で特徴付けられる 2 変数関数である。

- (1) 任意の $a \in [0, 1]$ に対して、 $t(a, 1) = a$ となる。
- (2) 任意の $a, b \in [0, 1]$ に対して、 $t(a, b) = t(b, a)$ となる。
- (3) 任意の $a, b, c \in [0, 1]$ に対して、 $t(a, t(b, c)) = t(t(a, b), c)$ となる。
- (4) $a \leq c, b \leq d$ なる任意の $a, b, c, d \in [0, 1]$ に対して、 $t(a, b) \leq t(c, d)$ となる。

以上の性質より \bar{S} はファジィ tolerance 関係であることがわかる。

AHC アルゴリズム [8] では、集団生成の際に類似度の反転が起こりうる。すなわち、大きい集団の類似度が大きく、その集団の部分集団の類似度が小さくなるという現象である。類似度の反転が起こらない十分条件は次式が成立することである [8]。

$$\begin{aligned} & \text{任意の決定表の集まり } T_1, T_2, T \text{ に対して,} \\ & S(T_1 \cup T_2, T) \leq \max(S(T_1, T), S(T_2, T)) \end{aligned} \quad (21)$$

類似度の定義から、類似度の反転はそれほど頻繁に起こらないと考えられるが、式 (19) で定義される S は、式 (21) を満たすとは限らないので、提案法で類似度の反転が起こらないという保障はない。

次に、AHC アルゴリズムで得られる樹形図の決定表の順序付けに関する依存性について検討しよう。すなわち、決定表の番号付けを変えれば、得られる樹形図が異なるか否かを考えよう。最短距離法により求められた樹形図は決定表の順序付けに依存しないことが知られている。このことから、得られた樹形図の最短距離法により求められた樹形図の細分になっていれば、決定表の順序付けによる影響は小さいといえる。式 (21) が満たされるとき、AHC アルゴリズムで得られた樹形図は最短距離法により求められる樹形図の細分になることが知られている [8]。先に述べたように、残念ながら、提案法が式 (21) を満たす保障がない。したがって、得られる樹形図は決定表の順序に依存するので、得られた樹形図を十分に検討しうるのである。

一方、 \bar{S} が ϵ -推移性を満たさないことから、AHC アルゴリズムで得られた集団が連鎖状になっていることが考えられる。すなわち、たとえば、ある集団が T_1, T_2, T_3 で構成されているとき、 $\bar{S}(T_1, T_2)$ と $\bar{S}(T_2, T_3)$ は十分に高いが、 $\bar{S}(T_1, T_3)$ がそれほど高くない場合が考えられる。このような場合、三つの決定表に共通の決定ルールを見出すことは容易ではない。

このことを考慮すると、解析目的に即した結果を得られるように提案法を改訂する必要がある。単純な方法の一つは、多くの決定表で共通のパターン (w, v_d) が存在した方が類似度が高くなるようにすれば良い。たとえば、式 (16) を次式に置き換える方法が考えられる。

$$\tau_{\epsilon}^T(w, v_d) = \left(\frac{|\{T \in T \mid w \in \mathcal{Q}_{\epsilon}^T(v_d)\}|}{|T|} \right)^l \quad (22)$$

ただし、 $l > 1$ である。この置き換えにより、集団において多くの決定表に支持される共通ルールが存在しやすくなる。

決定表の順序付けによる影響を少なくするには、たとえば、決定表の集団分割を求めるのではなく、すべての決定表を被覆する集団群を求めることが考えられる。これを行うには、AHC アルゴリズムの枠組みを超えた集団生成法を考察する必要があり、今後の大きな課題の一つとなる。

さらに、決定表に存在しない条件属性パターンの決定属性値を推定することが考えられる [6]。このように未知パターンの推定を行うことは、一つの表にまとめず、複数の決定表を独立に取り扱うことの意味を強くする。未知パターンの推定の研究は未だ十分ではなく、今後の課題となる。

本研究では、ラフ集合を用いた複数の決定表の分類について考察し、考えられる一方法について述べたが、どのような分類が望ましいとするかなど、今後、解析目的をより明らかにする必要がある。また、明らかにされた解析目的の観点から、種々の手法を比較する必要がある。今後の発展に期待したい。

謝辞

本研究の一部は、科学研究費 (萌芽研究) No.18651078 の補助を受けたことを記し謝意を表する。

参考文献

- [1] Z. Pawlak, "Rough sets", Int. J. Inf. Comp. Sci., Vol.11, No.5, pp.341-356, 1982.

- [2] 森, 田中, 井上 (編), “ラフ集合と感性”, 海文堂 (2004)
- [3] 榎本, 原田, 井上, 森, “多人数併合縮約システムを用いたオーディオ製品の選好分析”, デザイン学研究, Vol.49, No.5, pp.11–20, 2003.
- [4] 井藤, 榎本, 原田: “多人数間における併合順序の併合ルール条件部への影響,” 第 19 回 ファジィシステムシンポジウム 講演論文集, pp.529–532, 2003.
- [5] M. Inuiguchi, J. Suzuki, T. Miyajima, “*Toward rule extraction from multiple decision tables based on rough set theory*”, Proceedings of 15th Mini-Euro Conference on Managing Uncertainty in Decision Support Models, Coimbra, Portugal, CD-ROM, 2004.
- [6] M. Inuiguchi, T. Miyajima, “*Variable precision rough set approach to multiple decision tables*”, D. Ślęzak, G. Wang, M. Szczuka, I. Düntsch, Y. Yao (Eds.), Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining, and Granular Computing, 10th International Conference, RSFDGrC2005, Regina, Canada, August/September 2005, Proceedings, Part 1, LNAI 3641, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp.304–313, 2005.
- [7] W. Ziarko, “*Variable precision rough set model*”, J. Comput. Syst. Sci., Vol.46, No.1, pp.39–59, 1993.
- [8] 宮本: クラスター分析入門, 森北出版 (1999)